

Prefix-tuning에 기반한 한국어 자연언어 처리

민진우⁰¹, 나승훈², 신동욱³, 김선훈⁴, 강인호⁵
¹²전북대학교, ³⁴⁵네이버

jinwoomin4488@gmail.com, nash@jbnu.ac.kr, {shin.dongwook, seonhoon.kim, once.ihkang}@navercorp.com

I. 서론

Fine-Tuning BERT와 같은 사전 학습 언어 모델을 자연어 응용 태스크에 적용하기 위해 일반적으로 사용되는 방법론으로 각 응용 태스크에 적용 시 모델의 모든 파라미터를 조정하기 때문에 업데이트된 파라미터를 저장하기 위한 별도의 저장공간이 요구

<문제점> 언어 모델이 커지면 커질수록 저장 공간의 비용이 증대됨에 따라 이러한 언어모델을 효율적으로 튜닝 할 수 있는 방법론에 대한 연구성 대두

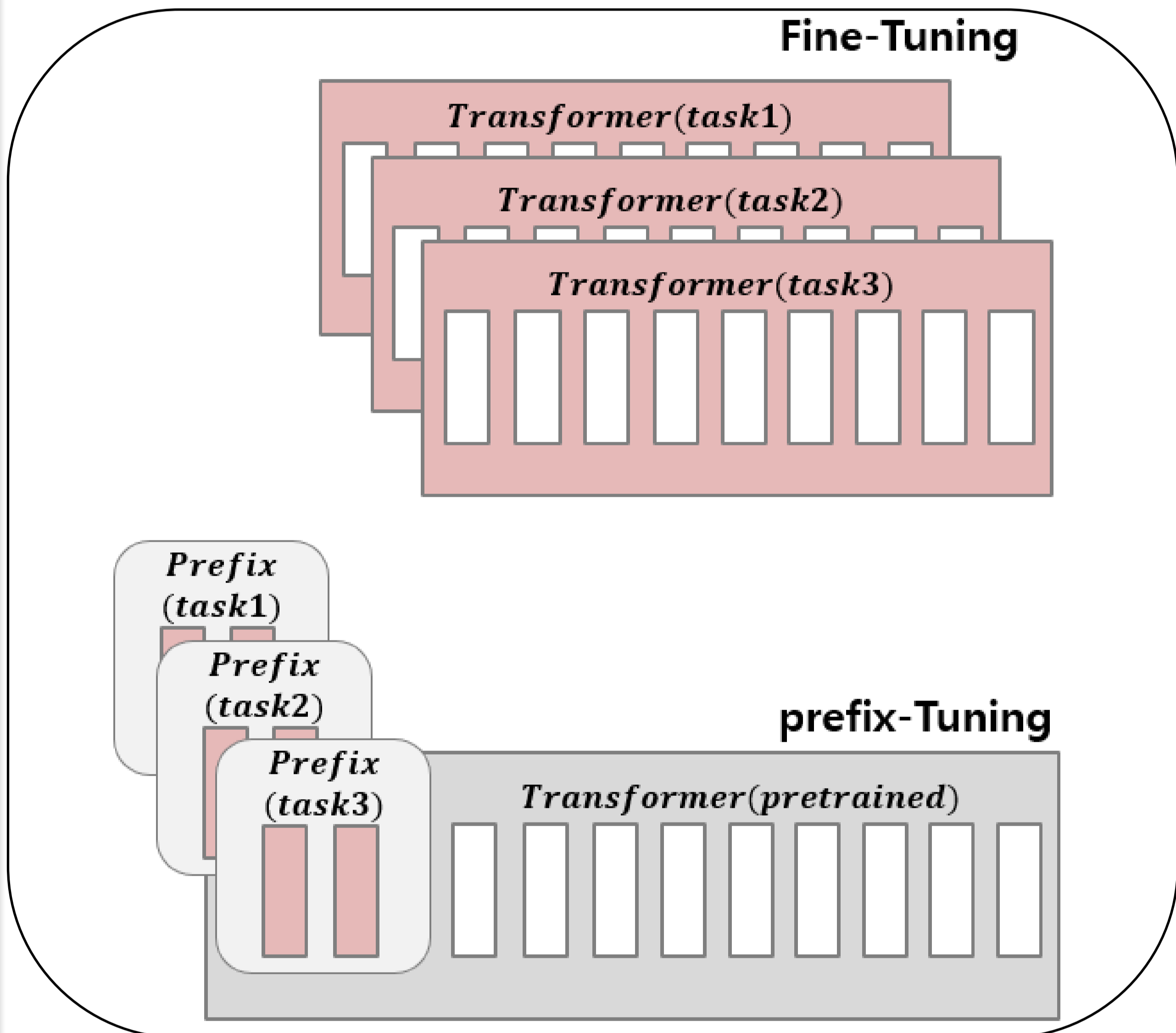
<솔루션> 경량화(lightweight) Fine-tuning, 프롬프팅 등이 존재

· **경량화 (lightweight) Fine-tuning** 대부분의 사전 학습된 파라미터를 고정하고 사전 학습된 모델을 작은 학습 가능한 모듈로만 수정하는 Fine-tuning 방법

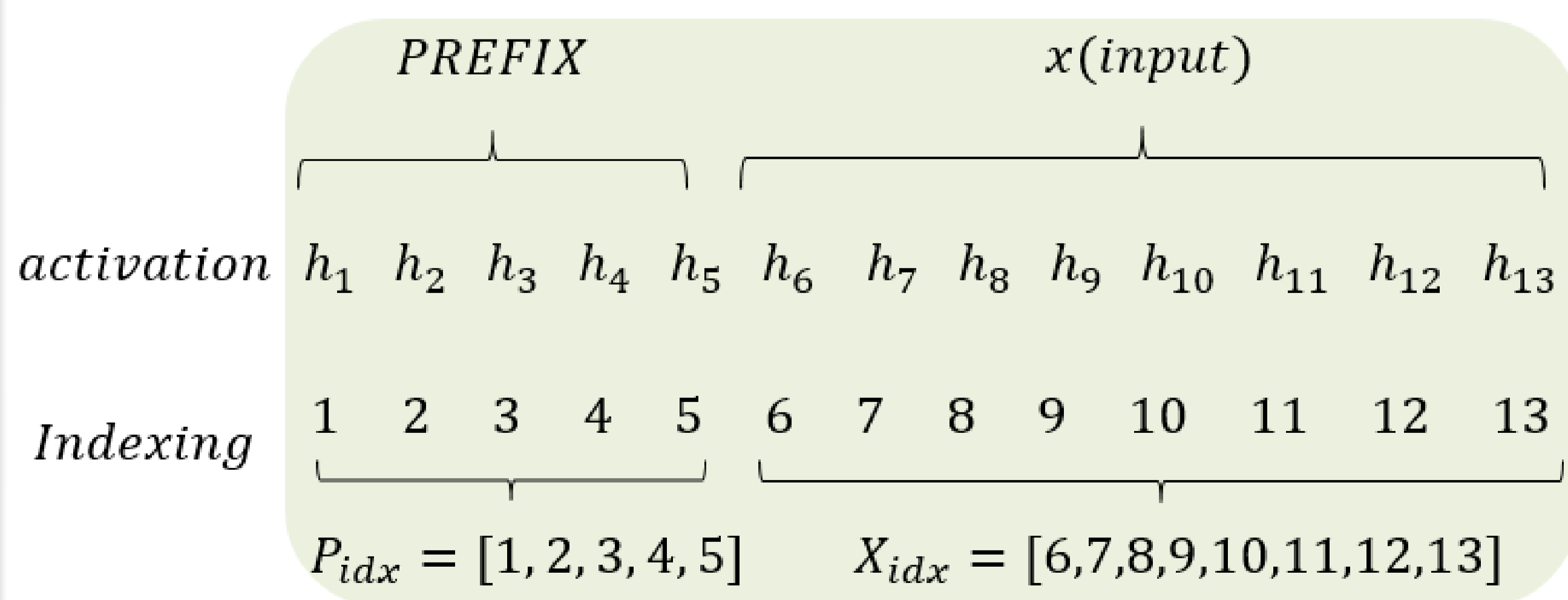
· **프롬프팅 (prompting)** 태스크의 입력에 작업 지침과 몇 가지 예를 추가하여 언어모델에서 출력을 생성하는 방법으로 초대형의 파라미터를 지닌 GPT-3로 자연어 문장 생성 능력을 보임

II. 제안 방법

Proposed System



프롬프팅 방법에서 영감을 얻어 일종의 설명을 나타내는 가상토큰으로 prefix라고 하는 연속적 태스크 특화 벡터를 추가하여 해당 prefix와 관련된 파라미터만 튜닝하는 방법인 **Prefix-Tuning**을 한국어 감성 분석 태스크에 적용하여 기존 Fine-tuning 방법과 성능 비교



<모델의 입력>

자연어 분류를 수행하기 위해 위의 그림처럼 인코더의 입력 시퀀스 x 의 앞에 접두사(prefix)를 추가한 $z = [\text{prefix}; x]$ 의 형태. P_{idx} 는 접두사 인덱스의 시퀀스를 나타내며 $|P_{idx}|$ 는 접두사의 길이를 나타냄

<파라미터의 학습>

· fine-tuning과 달리 학습 가능한 파라미터 세트가 변경되어 언어 모델 파라미터 ϕ 는 고정되어 prefix 파라미터 P_θ 만이 오직 학습 가능한 파라미터로 활용

· prefix 파라미터 P_θ 를 직접 업데이트 하는 것은 성능 저하. 추가적인 MLP 층을 이용하여 $P_\theta = MLP_\theta(P'_\theta)$ 형태로 재모수화하고 여기서 MLP는 높은 차원의 feedforward Neural Networks로 즉, P_θ 와 P'_θ 는 동일한 행 차원(즉, 접두사 길이)을 같지만 열 차원은 다르게 설정

III. 실험 결과

· **실험 집합** 네이버 영화리뷰 데이터 셋을 사용하였으며 위 데이터 셋은 학습 데이터 15만 문장, 평가 데이터 5만 문장의 총 20만 문장으로 구성되어 있으며 각 리뷰 문장 마다 긍정/부정의 이진레이블을 포함. 학습데이터에서 1만 문장을 분리하여 개발 셋으로 사용.

· **사전 학습 언어모델** 사전학습 언어 모델로 ETRI 어절 BERT와 한국어 RoBERTa를 사용.

1) ETRI 어절 BERT는 어절에 대해 별도의 형태소 분석기 없이 byte-pair encoding(bpe)토큰화를 수행하는 토큰라이저를 사용한 BERT 모델

2) 한국어 RoBERTa는 형태소 분석을 수행 한 후 해당 형태소가 3만 개의 형태소 단어장에 있으면 형태소 단위로 토큰 단어장에 없으면 bpe 토큰화를 수행하는 하이브리드 토큰라이저를 적용한 모델

· ETRI BERT에서의 실험 결과

모델	정확도
RoBERTa 감성분석 (KSC '19)	89.88%
LM-parameter Fix (0%)	78.13%
Prefix-length10 (9.22%)	87.26%
Prefix-length100 (9.28%)	87.71%
Prefix-length200 (9.35%)	87.81%
Prefix-length200-MLPdim1024 (19.35%)	87.84%
Fine-Tune	90.16%

· 한국어 RoBERTa에서의 실험결과

모델	정확도
RoBERTa 감성분석 (KSC '19)	89.88%
LM-parameter Fix (0%)	68.16%
Prefix-length10 (9.22%)	85.19%
Prefix-length100 (9.28%)	86.52%
Prefix-length200 (9.35%)	86.71%
Prefix-length200-MLPdim1024 (19.35%)	86.71%
Fine-Tune	89.94%

· 두 모델에서 모두 prefix 길이를 10에서 100으로 올렸을 때의 성능 변화의 폭이 높았으며 100 이후 prefix길이의 변화 및 차원 증가에 따른 성능 향상의 폭이 미미하여 성능과 계산 복잡도 면에서 prefix 길이 100일때 가장 효율적인 것으로 보임

IV. 결론 및 향후 연구

· prefix라고 하는 하는 연속적 태스크 특화 벡터를 프롬프트로 추가하여 기존의 파라미터의 변경 없이 자연어 분류 태스크인 한국어 영화 리뷰 감성분석에 적용하여 실험결과를 얻음. 파인튜닝 방식 대비 소폭의 성능 하락을 보이지만 메모리에 강점을 보여 향후 초대형의 언어모델을 응용태스크에 적용 시 활용가치가 높음

· 향후 연구로는 다양한 한국어 자연어 이해 태스크와 생성 태스크에도 prefix-tuning과 다양한 프롬프트 방법론을 적용하여 기존 fine-tuning과의 성능을 비교할 예정